

DOI: 10.34185/1991-7848.itmm.2026.01.081

ВИКОРИСТАННЯ ІСТОРИЧНИХ ДАНИХ ДЛЯ ПІДВИЩЕННЯ ТОЧНОСТІ ВИЯВЛЕННЯ СМІТТЕЗВАЛИЩ НА АЕРОКОСМІЧНИХ ЗНІМКАХ

Литвинов Є.В.¹ [ORCID], Гнатушенко В.В.² [ORCID], Гнатушенко Вік.В.³ [ORCID]

¹Український державний університет науки і технологій, аспірант, України

²Національний технічний університет «Дніпровська політехніка»

д.т.н., професор, України

³Український державний університет науки і технологій,

д.т.н., професор, України

Анотація. У роботі розглянуто можливості використання історичних супутникових даних для підвищення точності виявлення несанкціонованих сміттєзвалищ на аерокосмічних знімках. Показано, що для таких об'єктів часовий контекст має важливе діагностичне значення, оскільки сміттєзвалища формуються поступово та проявляються не лише у спектральних характеристиках поточної сцени, а й у динаміці змін земної поверхні. Проаналізовано підходи *satellite image time series*, *change detection*, моделі часових рядів, а також *history prior map*. Обґрунтовано, що найбільш перспективним є гібридний підхід, у якому первинне виявлення виконується YOLO-подібним детектором, а подальше уточнення здійснюється за допомогою історичних даних, карт змін і агентно-ознакової моделі. Така схема дозволяє підвищити стійкість виявлення, зменшити кількість хибнопозитивних спрацьовувань і забезпечити кращу інтерпретованість результатів екологічного моніторингу.

Ключові слова: несанкціоновані сміттєзвалища; аерокосмічні знімки; *Sentinel-2*; історичні дані; мультитемпоральний аналіз; *change detection*; YOLO; екологічний моніторинг; агентно-ознакова модель.

Проблема виявлення несанкціонованих сміттєзвалищ є важливою складовою екологічного моніторингу, оскільки такі об'єкти створюють ризики для ґрунтів, водних ресурсів, санітарного стану територій та місцевих екосистем. Сучасні оглядові дослідження у сфері дистанційного зондування свідчать, що супутникові дані дедалі активніше застосовуються для виявлення, моніторингу та картографування місць накопичення відходів, у тому числі нелегальних сміттєзвалищ [1]. Разом із тим одноразовий аналіз окремого знімка не завжди дає змогу надійно відокремити сміттєзвалище від кар'єрів,

будівельних майданчиків, деградованих ділянок ґрунту, тимчасових складів матеріалів або інших антропогенних об'єктів [1, 5].

Для задачі виявлення сміттєзвалищ особливу цінність мають історичні дані, оскільки об'єкт цього типу часто формується поступово і проявляється не лише у спектральних характеристиках поточного знімка, а й у часовій динаміці ділянки. На практиці важливими є такі ознаки, як поява нової неоднорідності, зростання площі порушеної поверхні, повторюваність аномалій на різних датах, а також близькість до доріг, промислових зон, ярів, пустирів або водотоків. Сучасні дослідження change detection, satellite image time series та knowledge-guided object detection розглядають часовий контекст як один із шляхів підвищення достовірності виявлення об'єктів на супутникових даних [2, 4].

Супутники Sentinel-2 є одним із найбільш практичних джерел даних для екологічного моніторингу завдяки відкритому доступу, регулярному повторному покриттю та наявності багатоспектральних каналів, що дозволяють аналізувати як видимі, так і ближні інфрачервоні характеристики земної поверхні. Для задач моніторингу відходів Sentinel-2 є цінним насамперед тому, що забезпечує систематичне повторне спостереження, а отже, дозволяє будувати часові ряди, виявляти зміни та оцінювати стійкість аномалій у часі [1], [6].

Разом із тим використання Sentinel-2 має й обмеження. Просторова роздільна здатність 10–20 м є достатньою для виявлення середніх і великих ділянок накопичення відходів, але може бути недостатньою для дрібних, фрагментованих або частково закритих об'єктів. Крім того, спектральний образ сміттєзвалища часто є нестабільним: він залежить від складу відходів, ступеня ущільнення, наявності рослинного покриву, вологості, сезонних умов та стадії розвитку об'єкта. Тому при аналізі лише однієї сцени модель може помилково реагувати на інші антропогенні поверхні зі схожими спектрально-текстурними властивостями [1], [5], [6].

У зв'язку з цим для Sentinel-2 доцільно використовувати не тільки поточну сцену, а й історичну послідовність знімків. Такий підхід дозволяє

врахувати, чи є підозріла ділянка стійкою у часі, чи вона з'явилася нещодавно, чи пов'язана її динаміка з сезонністю, або ж спостерігається стале накопичення ознак деградації поверхні [2], [3], [6].

Перший підхід – satellite image time series - полягає в тому, що до аналізу поточного знімка додаються кілька історичних сцен тієї самої території. У цьому разі модель отримує часовий контекст безпосередньо у вигляді стеку багатоспектральних спостережень. Перевага підходу полягає в тому, що він дає змогу виявляти сталі або повторювані аномалії, а також аналізувати, як змінюється підозріла ділянка впродовж часу [3], [4].

Для задачі сміттєзвалищ це корисно, оскільки об'єкт часто не виникає миттєво, а формується поступово. Проте безпосереднє додавання багатьох дат до вхідних даних збільшує розмірність ознакового простору, ускладнює навчання та не завжди забезпечує зрозумілу інтерпретацію рішення. Інакше кажучи, модель може показувати кращий результат, але залишатиметься неясним, чи спирається вона на справжню часову закономірність, чи на випадкові особливості вибірки [3], [4].

Другий підхід - change detection - ґрунтується на попередньому виявленні змін між поточною та історичними сценами. У такій схемі формується карта змін, що показує ділянки з істотною трансформацією стану поверхні, після чого саме ці зони аналізуються як потенційні кандидати на сміттєзвалища. Сучасні огляди change detection підкреслюють, що багаточасове виявлення змін є базовим інструментом моніторингу територій у задачах природокористування, урбаністики та оцінювання техногенних процесів [2].

Для задачі виявлення сміттєзвалищ цей підхід є дуже корисним, оскільки поява нового місця накопичення відходів зазвичай супроводжується зміною текстури, кольору, структури рослинного покриву або просторової конфігурації ділянки. Однак сама карта змін не визначає тип об'єкта. Вона лише вказує на факт перетворення території, а тому має використовуватися не самостійно, а лише як один з елементів масиву ознак [1], [2].

Окрему групу становлять моделі, що безпосередньо навчаються на часових рядах супутникових знімків: CNN-LSTM, ConvLSTM, TCN, attention-based та transformer-підходи. Такі архітектури здатні моделювати складні часові залежності та довгі інтервали спостереження, що є важливим для задач, де поведінка об'єкта в часі має самостійне діагностичне значення [3], [4].

Попри високий потенціал, ці підходи мають і суттєві обмеження. Вони потребують значних обсягів якісно узгоджених даних, є обчислювально складними та часто поступаються гібридним схемам у пояснюваності. Для прикладних систем екологічного моніторингу, де важливо не лише знайти об'єкт, а й пояснити причину спрацювання, такі моделі не завжди є оптимальними як єдине ядро системи [3], [4].

Наступний – history prior map - підхід полягає у використанні історії детекцій для підвищення стійкості підсумкового рішення. Якщо об'єкт фіксується на кількох датах, його ймовірність підвищується; якщо ж спрацювання виникає лише одноразово, воно може інтерпретуватися як шум. Такий підхід особливо корисний для зменшення кількості хибнопозитивних результатів у випадках, коли окрема сцена містить хмари, тіні, локальні сезонні аномалії або нестабільні спектральні сигнали [1], [3].

Перевагою цього методу є його простота та можливість застосування як шару постобробки поверх уже навченого детектора. Проте часове згладжування не дає нової семантичної інформації про природу об'єкта, а лише робить більш стабільним уже отриманий результат [3].

Для задачі несанкціонованих сміттєзвалищ цей підхід є особливо логічним, оскільки незаконне складування відходів рідко виникає випадково. Воно, як правило, тяжіє до специфічного просторового контексту. Сучасні дослідження, що поєднують remote sensing, GIS та карти схильності до незаконного скидання відходів, підтверджують перспективність саме такого підходу [7].

Найбільш перспективним для задачі виявлення несанкціонованих сміттєзвалищ є гібридний підхід, у якому поєднуються кілька джерел інформації. На першому етапі поточний знімок Sentinel-2 аналізується YOLO-

подібним детектором, який формує первинні кандидати. На другому етапі для кожного кандидата оцінюється наявність суттєвих змін відносно історичних знімків тієї самої ділянки. На третьому етапі використовується *historical prior map*, що враховує накопичену історію аномалій і просторовий ризик виникнення сміттєзвалища. На четвертому етапі застосовується агентно-ознакова модель, у якій окремі агенти аналізують контекстні фактори: близькість до дороги, промислової інфраструктури, пустирів, ярів, водойм, а також ознаки деградації рослинності чи порушення поверхні [1–3], [5], [7].

Перевага такого підходу полягає в тому, що він поєднує сильні сторони різних класів методів. На відміну від “чистої” нейромережевої схеми, він краще пояснює результат. На відміну від ізольованого *change detection*, він не обмежується лише фактом зміни. На відміну від простого згладжування, він реально додає нову інформацію до рішення. Для задачі сміттєзвалищ це особливо важливо, оскільки об’єкт повинен оцінюватися не лише за візуальною схожістю, а і як елемент ширшої екологічно-просторової ситуації [1], [2], [7].

Для первинного виявлення підозрілих ділянок доцільно використовувати детектор типу YOLO або інший сучасний одноетапний детектор. Огляди з *remote sensing object detection* показують, що сімейства одноетапних детекторів залишаються практично значущими завдяки доброму компромісу між швидкодією та точністю, особливо коли система орієнтована на скринінг великих територій [5]. Для моніторингу сміттєзвалищ це важливо, оскільки необхідно обробляти значні площі та виділяти обмежений набір кандидатів для подальшого уточнення.

Разом із тим YOLO, навчений лише на поточних знімках, може давати хибні спрацьовування на ділянках із подібною текстурою або антропогенним профілем. Саме тому його доцільно розглядати не як завершене рішення, а як перший етап гібридної системи, де детектор формує гіпотези, а подальші модулі перевіряють їх за історичними, часовими та контекстними ознаками [1], [5].

Важливою частиною такого підходу є його узгодженість із раніше апробованою мультиагентною схемою виявлення нелегальних сміттєзвалищ, у

якій рішення формується не одним монолітним класифікатором, а сукупністю спеціалізованих агентів-детекторів. У цій схемі окремі YOLO-агенти виділяють сміттєві купи, дорожні сегменти та промислові об'єкти, а їх результати інтегруються за допомогою ймовірнісного механізму агрегації з урахуванням просторової узгодженості та контекстних доказів. Така організація дозволяє явно представляти внесок кожної ознаки в підсумкову оцінку, що є принципово важливим для пояснюваного екологічного моніторингу [9]. Як показано у статті Литвинова, Гнатушенко та Удовик, структурований масив ознак фактично задає формалізований опис «екосистеми сміттєзвалища», у якій ядро об'єкта розглядається разом із транспортною доступністю та близькістю до потенційних джерел відходів .

Крім того, результати апробації цього підходу на незалежній тестовій сцені поблизу Таромського підтвердили його практичну цінність: спільна агрегація гетерогенних детекцій підвищила впевненість у головному кластері сміттєзвалища, зменшила кількість хибних спрацьовувань і забезпечила можливість детально відтворити логіку прийняття рішення для експертного аналізу. Саме тому в даному дослідженні доцільно розвинути цю ідею в напрямі використання історичних супутникових даних: якщо в базовій мультиагентній моделі агрегуються просторові та контекстні ознаки, то в розширеній схемі до них можуть бути додані мультитемпоральні сигнали, карти змін і historical prior map. Це дає змогу перейти від статичного виявлення окремих кандидатів до більш стійкого просторово-часового ранжування ділянок ризику [9].

ЛІТЕРАТУРА / REFERENCE

1. Fraternali P., Cazzaniga P., Dell'Acqua F. et al. Solid waste detection, monitoring and mapping in remote sensing: a review // Waste Management. 2024.
2. Jiang W., Sun Y., Lei L. et al. Change detection of multisource remote sensing images: a review // International Journal of Digital Earth. 2024. Vol. 17, No. 1. DOI: 10.1080/17538947.2024.2398051.
3. Vincent E., Ponce J., Aubry M. Satellite Image Time Series Semantic Change Detection: Novel Architecture and Analysis of Domain Shift // arXiv. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2407.07616.
4. Wang R., Ma L., He G. et al. Transformers for Remote Sensing: A Systematic Review and Analysis // Sensors. 2024. Vol. 24, No. 11. Art. 3495. DOI: 10.3390/s24113495.

5. Gui S., Song S., Qin R., Tang Y. Remote Sensing Object Detection in the Deep Learning Era—A Review // Remote Sensing. 2024. Vol. 16, No. 2. Art. 327. DOI: 10.3390/rs16020327.
6. Sakti A. D., Sembiring E., Rohayani P. et al. Identification of illegally dumped plastic waste in a highly polluted river in Indonesia using Sentinel-2 satellite imagery // Scientific Reports. 2023. Vol. 13. Art. 5039. DOI: 10.1038/s41598-023-32087-5.
7. Scharf N., Ducry B., Sy B. et al. Integrating Remote Sensing, GIS, and Citizen Science to Map Illegal Waste Dumping Susceptibility in Dakar, Senegal // Sustainability. 2025. Vol. 17, No. 24. Art. 11137. DOI: 10.3390/su172411137.
8. El Hafyani H., Padeloup B., Yver C., Romenteau P. Multimodal Object Detection via Probabilistic a priori Information Integration // arXiv. 2024. DOI: 10.48550/arXiv.2405.15596.
9. Lytvynov, Ye., Hnatushenko, V., & Udovyk, I. (2026). Detection of illegal landfills in satellite images using a multi-agent approach. Herald of Khmelnytskyi National University. Technical Sciences, 361(1), 523–530. <https://doi.org/10.31891/2307-5732-2026-361-73>

USE OF HISTORICAL DATA TO IMPROVE THE ACCURACY OF ILLEGAL LANDFILL DETECTION IN REMOTE SENSING IMAGERY

Yehor Lytvynov, Volodymyr Hnatushenko, Viktoriia Hnatushenko

Abstract. *The paper considers the use of historical satellite data to improve the accuracy of illegal landfill detection in aerospace imagery. It is shown that temporal context has independent diagnostic value for such objects, since landfills are usually formed gradually and manifest themselves not only in the spectral characteristics of a current scene, but also in the dynamics of land-surface changes over time. The study analyzes the approaches of satellite image time series, change detection, temporal modeling, and historical prior maps. It is argued that the most promising solution is a hybrid approach in which primary candidate detection is performed by a YOLO-like detector, while further refinement is carried out using historical observations, change maps, and an agent-based feature model. Such an approach makes it possible to improve detection robustness, reduce false positives, and increase the interpretability of environmental monitoring results.*

Keywords: *illegal landfills; aerospace imagery; satellite data; historical data; temporal analysis; change detection; YOLO; environmental monitoring; agent-based feature model.*